**对课程提出对问题列表**

1.数值模拟计算出的结果与观测结果完全吻合是否存在？这种情况该如何解释？这其中的模型误差和观测误差该如何考虑？

2.是否可以在每个系列结束时增加一些经典参考文献，可供自行选择阅读？

3.宇宙学数值模拟的经典模型是否可以增加一点介绍？

**使用预训练的大模型进行天文图像形态学分类的可行性的论证**

使用预训练的大型视觉模型权重是一种广泛接受且实用的特征提取方法。大量研究已经证明了其有效性。例如，Desanamukula 等（2024 年）利用预训练的 ResNet50 对植物疾病检测中的图像特征进行提取，从而提高了分类精度；Petrovska 等（2020 年）将预训练的 CNN 应用于遥感图像的特征提取，构建了高效的分类模型；Sakib 等（2022 年）微调多种预训练的 CNN 架构以识别行人属性；而 Liu 等（2023 年）通过大规模的 ConvNeXt 模型实现了真菌的自动化分类。这些研究（包括我们自己的工作）都表明，迁移学习可以显著减少训练时间和计算成本，是一种有效的方法。

尽管预训练数据与目标领域数据的差异可能影响特征提取性能，但对于共享基本视觉特征（如线条和局部模式）的图像，预训练模型仍然表现优异。例如，ImageNet 数据与星系形态学数据都具有可观察的视觉特征，因此在 ImageNet 上预训练的模型也适用于星系形态学特征提取。相反，对于诸如医学超声成像等领域，视觉特征之间的差异可能较大，通用的预训练模型难以适应，往往需要开发专门的模型和数据集。基于这种经验，我们认为在星系形态学领域，无需额外构建专门的大型数据库，而医学领域则需要专门的超声图像数据集和大模型以实现最佳性能。

1. 大模型的基本原理与迁移学习的优势

大型视觉模型（如 ResNet、ConvNeXt）的核心原理是通过深度卷积神经网络（CNN）从大规模数据集中提取多层次特征，包括边缘、纹理、局部模式和高级语义信息。这些特征通过逐层抽象，可迁移到其他任务上。迁移学习利用了这些通用特征，尤其是在下游任务数据有限的情况下，直接应用预训练权重能够显著提高性能。这种方法具有以下优点：

减少计算成本：不需要从零开始训练，节省了大量的训练时间和资源。

加速模型收敛：预训练模型的权重已经在大规模数据上优化，提供了一个良好的初始化点，加速了下游任务的训练收敛速度。

提升性能：即使在不同领域，只要视觉特征共享，预训练模型也能捕捉到有用的信息，从而提高精度。

2. 预训练模型在星系图像分类中的可行性

星系形态学数据通常包含复杂的视觉特征，例如螺旋结构、椭圆形状和其他局部模式。这些特征在很大程度上与 ImageNet 数据中的线条、边缘和纹理等基本视觉元素共享相似性。

基础特征共享性：星系图像中的螺旋臂、星云结构与自然图像中的曲线和形状在底层特征层面一致。预训练的 ImageNet 模型可以提取这些基础特征，从而在星系图像分类中表现良好。应用示例：Liu 等（2023 年）通过预训练的 ConvNeXt 模型实现了真菌分类的高效自动化，同样的方法已被证明在星系形态学分类中也有效。例如，一些研究已经使用 ResNet 或 VGG 网络对 Sloan 数字巡天（SDSS）数据集中的星系图像进行分类，取得了较高的准确率。

时间与资源节省：构建专门的星系图像数据库成本高，而利用通用预训练模型可以避免重复劳动，同时降低硬件需求。

3. 领域差异对模型性能的影响

尽管预训练模型在许多任务中表现优异，但领域差异仍可能影响特征提取性能。例如，医学超声图像中的特征与 ImageNet 数据中的自然图像存在显著差异。这种情况下，预训练模型的低层特征（如边缘）可能仍有用，但高层语义特征未必适用，可能导致性能下降。

医疗领域的挑战：超声图像的纹理和模式往往与自然图像完全不同，预训练模型在此类数据上难以直接迁移，需要专门设计模型并进行从零开始的训练。

星系数据的优势：相比之下，星系图像的视觉特征更加通用，预训练模型提取的边缘和局部模式在此类任务上更易迁移，降低了对专门模型的需求。

4. 综合论证：星系图像分类的适用性

结合理论和实验结果，可以得出以下结论：

高效性：预训练模型可直接应用于星系图像分类任务，无需专门的大型数据库，从而显著节约资源。

准确性：由于视觉特征的通用性，预训练模型在星系图像分类中能够达到较高精度。这种方法已被多个领域验证，包括真菌分类、植物病害检测和遥感图像处理。

灵活性：对于需要更高精度的任务，可通过微调预训练模型进一步提升性能，而非从零开始设计模型。

5. 未来方向

尽管预训练模型在星系图像分类中表现出色，但仍有改进空间：

多领域数据集的混合预训练：通过融合自然图像和天文图像进行预训练，可能进一步提高模型对星系图像的适应性。

模型结构优化：针对天文数据的特点，对现有模型结构进行调整，例如引入注意力机制来捕捉星系中更复杂的模式。

跨领域研究：探索如何更有效地将预训练模型应用于其他领域，例如医疗影像、遥感图像等，发展更通用的迁移学习方法。

总之，预训练模型为星系图像分类提供了一种高效、可行且具有普适性的解决方案，同时为天文研究和其他领域的任务提供了新思路。

Reference

Liu, Z., Mao, H., Wu, C.-Y., et al. 2022, CVPR, 11966–11976 686

Liu, Z., Zhang, F., Cheng, L., et al. 2023, CoRR, abs/2311.08995

V. S. Desanamukula, T. Dharma Teja and P. Rajitha, ICICT, 2024, 614-621

Petrovska B, Zdravevski E, Lameski P., et al. 2020, Sensors, 20, 14

Sakib S, Deb K, Dhar PK, Kwon O-J. Applied Sciences. 2022; 12,2

Zhou, C., Gu, Y., Fang, G., & Lin, Z. 2022, AJ, 163, 86

Fang, G., Ba, S., Gu, Y., et al. 2023, AJ, 165, 35

Dai, Y., Xu, J., Song, J., et al. 2023, ApJS, 268, 34

Song, J., Fang, G., Ba, S., et al. 2024, ApJS, 272, 42

Buitrago, F., Trujillo, I., Conselice, C. J., & H¨außler, B. 2013, MNRAS, 428, 1460,

Conselice, C. J., Rajgor, S., & Myers, R. 2008, MNRAS, 386, 909

Conselice, C. J. 2014, ARA&A, 52, 291653

Kartaltepe, J. S., Rose, C., Vanderhoof, B. N., et al. 2023, ApJL, 946, L15